

ALGORITMO PARA OPTIMIZAR Y DISEÑAR UN FILTRO ADAPTATIVO DE CORRELACIÓN

ALGORITHM FOR OPTIMIZING AND DESIGN OF AN ADAPTIVE CORRELATION FILTER

J. Angel González F.¹, Josué Álvarez B.², Francisco E. Martínez P.¹, J. Ignacio Ascencio L.¹
angel_fraga@uabc.mx / josue@cicese.mx / fco_e_mtz@yahoo.com / ascencio@uabc.mx

Recibido: 05 de marzo, 2009/ Aceptado: 28 octubre, 2009 / Publicado: 31 diciembre, 2009

RESUMEN. La manera tradicional de diseñar filtros de correlación para el reconocimiento de patrones es optimizando diferentes criterios, aunque también es posible mejorar algunos criterios empleando el concepto de adaptabilidad. Este concepto propone utilizar la información conocida de los objetos involucrados en el diseño del filtro. En este trabajo se expone un algoritmo para optimizar un filtro de reconocimiento con un buen desempeño para una escena en particular; es decir, con un conjunto de patrones y un fondo fijo que se desea rechazar. Con la ayuda de un algoritmo iterativo se generan imágenes de rechazo a partir de una imagen fondo; estas imágenes de rechazo, en conjunto con las imágenes de los objetos de referencia, son utilizadas para la construcción de un filtro adaptativo. Se utiliza la capacidad de discriminación como medida de desempeño y de optimización.

PALABRAS CLAVE: Filtros adaptativos de correlación, Reconocimiento de patrones.

ABSTRACT. The traditional way to design correlation filters is making filters that optimize different criteria. Some of the measures can be essentially improved by using an adaptive approach into the filter design. According to this concept, we can use all possible known information about objects into the filter design. In this work, we explain an algorithm for optimizing a correlation filter with good performance characteristics for a given scene, i.e. with a fixed set of patterns and a fixed background to be rejected. With the help of an iterative algorithm, new objects to be rejected from the background are made. These images of reject are used for synthesizing an adaptive filter. Discrimination capacity metric is used for optimizing the filter.

KEYWORDS: Adaptive correlation filters, Pattern recognition.

Introducción

La manera tradicional de diseñar filtros de correlación es optimizando diferentes criterios [1- 4], aunque también es posible mejorar algunos criterios en el diseño de los filtros empleando el concepto de adaptabilidad; es decir, utilizando la información conocida de los objetos involucrados como forma, color, características, estadísticas, etc. [5, 6]

El problema de reconocimiento de patrones a resolver se puede definir de la siguiente manera: se desea un filtro que garantice un pico de correlación alto, correspondiente al objeto de referencia, y que suprima los picos falsos de correlación correspondientes al fondo de la escena. En otras palabras, para conseguir un buen reconocimiento del objeto, es necesario reducir los niveles de la función de correlación en todos los puntos, excepto en el origen del plano de correlación, donde la condición o restricción sobre el valor del pico se debe conocer. De aquí que, dados un objeto de referencia, objetos falsos y un fondo a rechazar, el problema se puede resolver con la ayuda de un algoritmo iterativo del tipo *hill-climbing* [7]. El algoritmo en cada iteración suprime el pico de correlación más alto correspondiente al fondo o a los objetos no deseados y, por

¹ Facultad de Ciencias, Universidad Autónoma de Baja California (UABC), Km. 103 Carr. Tijuana-Ensenada, Ensenada, 22800, Baja California, México www.webfc.ens.uabc.mx

² División de Física Aplicada, Departamento de Óptica, Centro de Investigación Científica y de Estudios Superiores de Ensenada (CICESE), Km. 107 Carr. Ensenada- Tijuana, Ensenada, 22800, Baja California, México www.cicese.mx
ISSN: 1665-5745 - 1/8 - www.e-gnosis.udg.mx/e-Gnosis-CONCIBE/art10



consiguiente, incrementa la capacidad de discriminación de manera monótona hasta llegar a un valor determinado. Los filtros clásicos sólo pueden controlar un punto en la salida de la correlación: el correspondiente al objeto de referencia. La idea del proceso iterativo es un intento por tomar el control absoluto de todo el plano de correlación, al suprimir la influencia de los picos de correlación proporcionados por los objetos no deseados o el fondo.

Filtros compuestos SDF

El desempeño de los filtros basados en correlación decrece rápidamente cuando los objetos presentan distorsiones como rotaciones, cambios de escala, deformaciones, etc. En el reconocimiento de objetos, una de las técnicas empleadas para incorporar invariancias a posibles distorsiones en el objeto se basa en la aplicación de filtros compuestos SDF (*Synthetic Discriminant Functions*, por sus siglas en inglés). Estos filtros emplean un conjunto de imágenes de entrenamiento, lo suficientemente representativas de las posibles distorsiones que el objeto pudiera presentar. Básicamente, un filtro SDF es una combinación lineal de filtros adaptados o MSF (*Matched Spatial Filters*, por sus siglas en inglés) para diferentes patrones [2, 4].

Supóngase que se tiene un conjunto de imágenes que se desea reconocer. Por simplicidad, sólo se considera el problema de reconocimiento para dos clases. Definamos la clase verdadera como aquella formada por el conjunto de las diferentes versiones del objeto que se desea reconocer. La clase falsa consiste de todos los objetos no deseados que serán rechazados, incluyendo la imagen de fondo. Entonces, podemos construir la respuesta al impulso como una combinación lineal de imágenes de entrenamiento.

Considérese que $\{t_i(x,y); i=1,2,\dots,N\}$ es un conjunto de imágenes de entrenamiento linealmente independientes y cada una con d píxeles. Cada imagen $t_i(x,y)$ se reordena en un vector columna \mathbf{t}_i , barriando los píxeles de izquierda a derecha y de arriba hacia abajo. Una matriz \mathbf{R} tiene al vector \mathbf{t}_i como su i -ésima columna, de aquí que \mathbf{S} es de tamaño dxN . El vector columna \mathbf{h} denota a la imagen compuesta $h(x,y)$, de aquí que la respuesta al impulso del filtro SDF en forma vectorial puede expresarse como:

$$\mathbf{h}_{SDF} = \mathbf{R}(\mathbf{R}^T \mathbf{R})^{-1} \mathbf{u} \quad (1)$$

donde \mathbf{R}^T es la matriz transpuesta de \mathbf{R} , y $()^{-1}$ indica la inversa de la matriz. El vector \mathbf{u} contiene los valores deseados de los picos de las correlaciones cruzadas para cada imagen de entrenamiento. El filtro SDF con valores iguales de los picos de correlación se puede utilizar para un problema de reconocimiento intraclase; es decir, el reconocimiento de patrones distorsionados pertenecientes a la clase verdadera del objeto. Esto se puede llevar a cabo al definir todos los elementos de \mathbf{u} como la unidad.

$$\mathbf{u} = [1, 1, \dots, 1]^T \quad (2)$$

Para reconocer versiones distorsionadas de la clase deseada y rechazar todos los objetos de la clase falsa, adicionalmente se definen los elementos de \mathbf{u} que corresponden a la clase falsa a cero.

$$\mathbf{u} = [1, 1, \dots, 1, 0, 0, \dots, 0]^T \quad (3)$$

Este método se puede extender fácilmente a cualquier número de clases.

Filtros adaptativos ASDF

El diseño de filtros de correlación se puede realizar al optimizar diferentes criterios de desempeño. La capacidad de discriminación (DC) es una de las más importantes y formalmente se define como la habilidad de un filtro para distinguir a un objeto de entre otros objetos diferentes [5]. Si el objeto de referencia es sobrepuesto en un fondo, entonces la DC se puede expresar como

$$DC = 1 - \frac{|C^B(0,0)|^2}{|C^T(0,0)|^2} \tag{4}$$

donde C^B es el máximo en el plano de correlación sobre el área del fondo a rechazar y C^T es el máximo en el plano de correlación sobre el área en que se encuentra el objeto de referencia. El área del fondo es complementaria al área donde se encuentra el objeto de referencia. La ecuación (4) muestra que el máximo valor que se puede obtener es la unidad y que valores negativos de DC indicarían que el filtro falla en el reconocimiento.

Se tiene interés en un filtro que sea capaz de identificar a un objeto dentro de una escena complicada y ruidosa, el cual, además, presente una buena capacidad de discriminación. Con la ayuda de los filtros adaptativos ASDF se puede obtener un valor predeterminado de DC. En la actualidad, los filtros convencionales proporcionan un desempeño pobre bajo estas condiciones. El algoritmo para el diseño del filtro requiere tener conocimiento de la imagen de fondo. De tal manera que el filtro se adapta bien al fondo conocido y conseguirá detectar al objeto de referencia (con una posición desconocida) dentro de una escena formada con el fondo. El fondo puede contener también objetos falsos con coordenadas desconocidas.

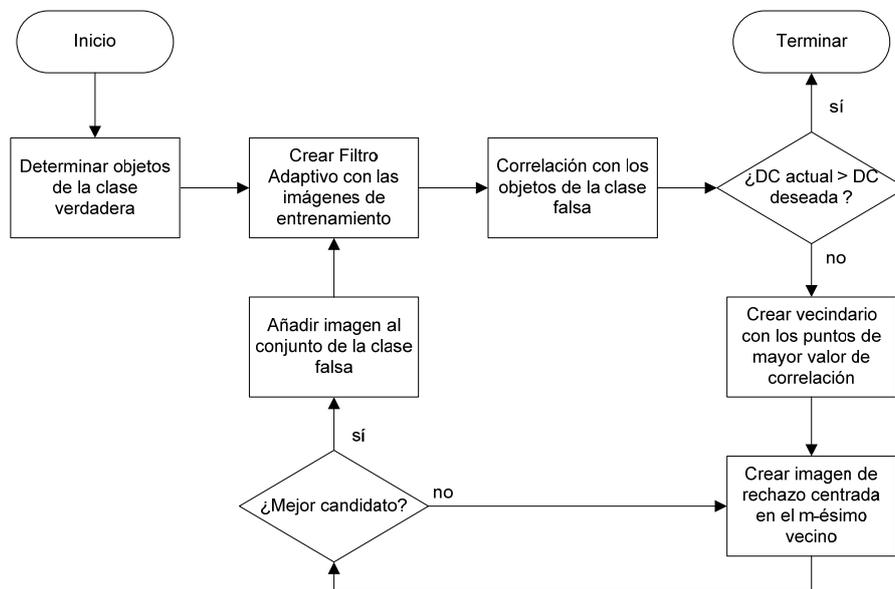


Figura 1. Diagrama de flujo del algoritmo propuesto para diseñar el filtro adaptativo



Nuestro problema de diseño de filtros ASDF se puede formular correctamente como un problema de optimización, ya que se desea maximizar la DC con respecto a ciertos patrones conocidos, el fondo y los objetos no deseados. En cada iteración se desea encontrar la imagen de rechazo que mejore a la DC de la iteración anterior, de tal manera que el comportamiento del filtro sea monótonamente ascendente. Para conseguir este objetivo, el algoritmo propuesto está inspirado en la heurística denominada "ascenso de colina" (mejor conocidos como algoritmos *hill-climbing* [7]). La respuesta al impulso del filtro adaptativo para el reconocimiento de patrones se puede obtener con la ayuda del algoritmo iterativo mostrado en la **Figura 1**.

Hill-climbing requiere de un vecindario con la lista de coordenadas de mayor valor de correlación, de donde saldrá la imagen de rechazo que proporcionará la DC que satisfaga la condición buscada. El vecindario se crea al ordenar los valores de correlación cruzada en orden descendente y se delimita por los primeros m elementos. Dentro de cada iteración, para cada elemento de la lista de coordenadas se crea una imagen de rechazo y se prueba su capacidad de discriminación. Si la DC es mejor que la DC de la iteración anterior, entonces se acepta esa imagen de rechazo y se continúa con la siguiente iteración del algoritmo.

En cada iteración, el algoritmo selecciona de entre todos los picos falsos aquél que será suprimido en el siguiente paso y que asegure un incremento monótono en la DC. La salida del algoritmo presentado es el filtro adaptativo ASDF creado en la última iteración. Se espera que el desempeño del filtro en la etapa del reconocimiento sea similar al obtenido en la etapa de diseño.

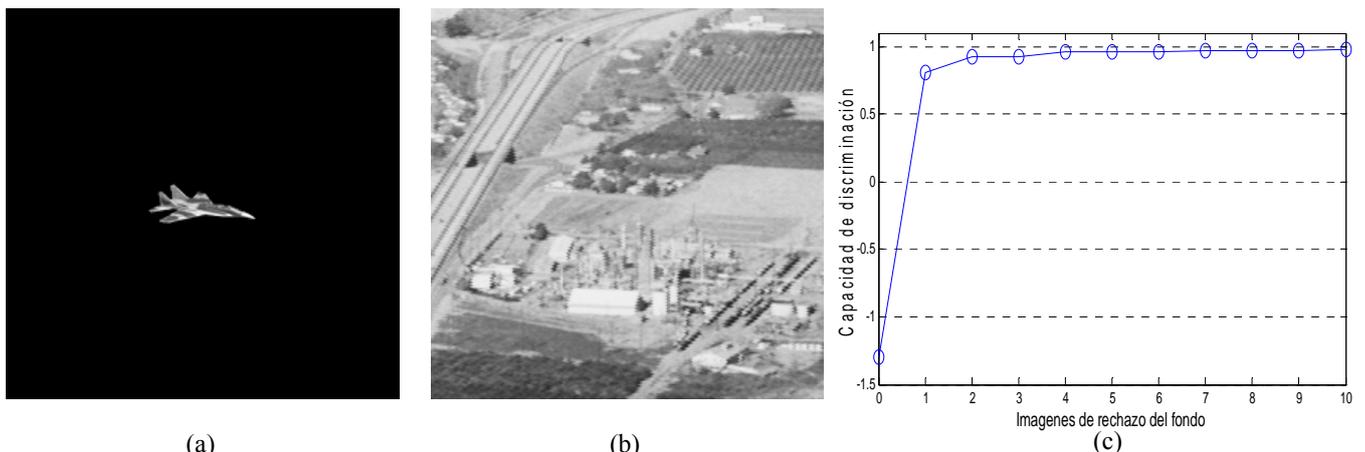


Figura 2. Etapa de optimización, (a) objeto de referencia, (b) Imagen fondo como objeto de rechazo, y (c) desempeño del filtro adaptativo en la etapa de diseño.

Resultados experimentales

En esta sección se presentan los resultados que se obtuvieron en las diferentes simulaciones efectuadas con el filtro ASDF. Los resultados se miden en términos de la DC y se comparan contra aquellos que arroja el filtro OF [5]. Para efectos de calcular la DC, el área de la posición del objeto de referencia se definió con un círculo centrado en el origen del objeto y que representa aproximadamente el 8% de su área total. El objeto de referencia que se utilizó en los experimentos es el avión que se muestra en la **Figura 2(a)**. El tamaño de las imágenes utilizadas es de 256×256 píxeles. El rango dinámico de las imágenes se encuentra en el

intervalo [0-255], en donde el color negro representa al valor cero, y el color blanco al valor 255. El tamaño del objeto es de aproximadamente 69×26 píxeles. Para los experimentos que se consideran en esta sección, se empleó como fondo la fotografía aérea que se muestra en la **Figura 2(b)**.

Para construir el filtro adaptativo ASDF se utilizaron la imagen de referencia y el fondo que se muestran en la **Figura 2**. Como se puede apreciar en la gráfica de la **Figura 2(c)**, el desempeño del filtro en la etapa de entrenamiento incrementó del valor inicial de DC = -1.3 hasta el valor de 0.975 en la iteración número 10, en las pruebas se esperaba que la DC estuviera en un valor muy cercano al obtenido en la etapa de optimización.

DESEMPEÑO DEL FILTRO

Para poder comparar contra otro filtro adaptativo, consideremos la función de transferencia del filtro óptimo de Yaroslavsky [5], el cual se puede aproximar en el dominio de Fourier por:

$$H_{OF} = \frac{T^*(u, v)}{|T(u, v)|^2 + |B(u, v)|^2} \quad (5)$$

donde $T(u, v)$ y $B(u, v)$ representan las Transformadas de Fourier del objeto de referencia y de la escena de entrada respectivamente. Una característica notable de la aproximación del OF es su adaptabilidad a la escena debido a que su respuesta a la frecuencia considera una aproximación del espectro de energía del fondo a rechazar.

El primer experimento se enfocó en el problema de detección, para lo cual se construyeron escenas con el objeto de referencia y en diferentes posiciones, similares a la mostrada en la **Figura 3(a)**. Los resultados de las pruebas se presentan en la línea 1 de la **Tabla 1**, en donde se comparan con los desempeños de los filtros OF en términos de la DC. Como se esperaba, el filtro propuesto, al cual nos referimos como ASDF, proporciona el mejor desempeño. Es importante señalar que el desempeño de un filtro puede variar al colocar el objeto en diferentes posiciones dentro del fondo; esto se debe a la heterogeneidad del fondo o bien a la información que circunda al objeto de referencia. Por ello se utilizaron pruebas estadísticas en nuestros experimentos para diferentes posiciones, en donde se midió la DC con un intervalo de confianza. El intervalo de confianza al 95% de la DC resultó ser igual a 0.9751 ± 0.0003 .

En un segundo experimento, se añadieron dos objetos no deseados sobre el fondo, con la finalidad de confundir al filtro y medir su respuesta en un problema de clasificación. Una muestra de este tipo de escenas se presenta en la **Figura 3(b)**. El desempeño de los filtros en términos de la DC para este tipo de escenas se muestra en la línea 2 de la **Tabla 1**. En este caso, el filtro adaptativo propuesto también proporciona el mejor desempeño. Para garantizar resultados correctos, se efectuaron 30 pruebas estadísticas del experimento para distintas posiciones de los objetos, y con un 95% de confianza la DC resultó ser igual a 0.9343 ± 0.007 .

Puesto que el filtro adaptado maximiza la relación señal-ruido [2] y el filtro SDF es una combinación lineal de filtros adaptados, se esperaba que el filtro ASDF propuesto también presente una buena tolerancia al ruido aditivo de naturaleza Gausiana. La **Figura 4** muestra las escenas de prueba de la **Figura 3**

corrompidas con ruido blanco aditivo. Para la escena (a) se añadió ruido con desviación estándar de 15 píxeles y al probar el filtro se obtuvo una DC = 0.97. Para la escena (b) se añadió ruido con desviación estándar de 30 píxeles, y resultó una DC = 0.91. Estos resultados muestran que el filtro ASDF propuesto presenta una buena tolerancia al ruido y que la distancia no es significativa contra los mostrados en la **Tabla 1**.

Tabla 1. Desempeño de los filtros de correlación en términos de su DC para las escenas de la **Figura 3**.

<i>Escena</i>	<i>OF</i>	<i>ASDF</i>
a	0.63	0.98
b	0.60	0.94

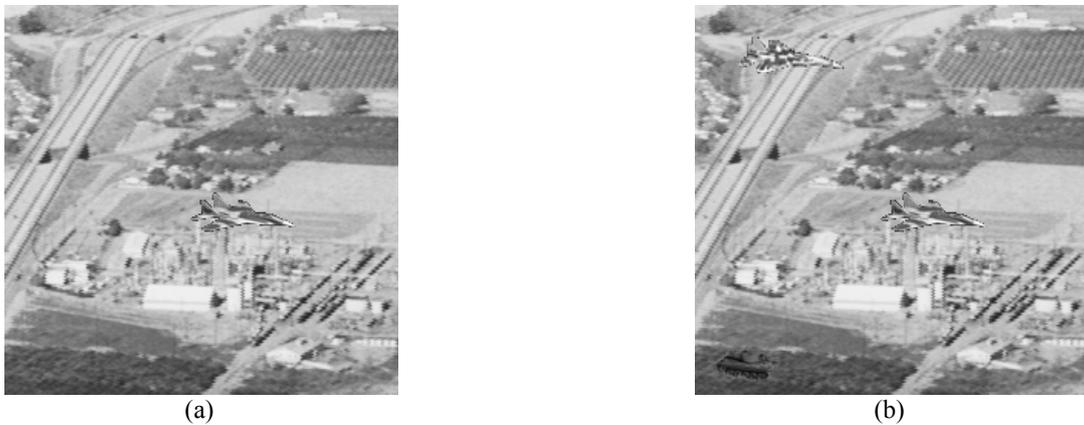


Figura 3. Reconocimiento de objetos en escenas de prueba con una imagen de fondo del mundo real. (a) Escena de prueba que contiene sólo al objeto de referencia, (b) escena de prueba que contiene al objeto de referencia y a dos objetos no deseados.

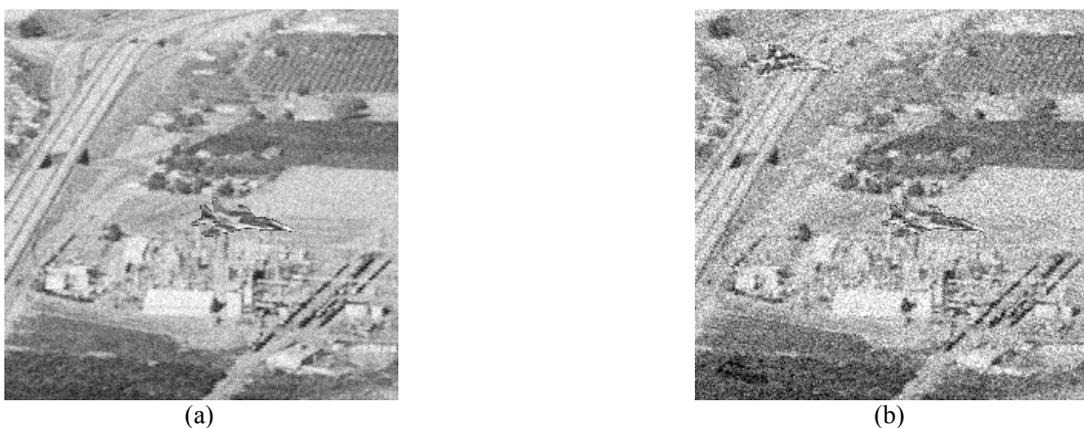


Figura 4. Escenas de la figura 3 con ruido aditivo de naturaleza Gaussiana. (a) ruido con $\mu=0$ y $\sigma=15$ píxeles, (b) ruido con $\mu=0$ y $\sigma=30$ píxeles.

Conclusiones

En este artículo se presentó un algoritmo para generar filtros adaptativos ASDF para el reconocimiento confiable de objetos incrustados en un fondo complicado. Estos filtros, a los que denominamos ASDF, están basados en el filtro SDF convencional. Para diseñar el filtro ASDF, la información que se conoce tanto del objeto de referencia, como de los objetos no deseados y del fondo a rechazar, se utiliza en un procedimiento de entrenamiento y de manera iterativa para que nos permita alcanzar un valor de discriminación determinado.

La familia de los filtros SDF convencionales sólo pueden tomar control sobre un punto en la salida de la correlación: el correspondiente al objeto u objetos de referencia. En contraparte, el filtro propuesto al construir imágenes de rechazo a partir del fondo es capaz de tomar el control de todo el plano de correlación.

Para diversos fondos y objetos de interés, el número de iteraciones promedio requeridas para obtener DC altas fue de 12. Las simulaciones mostraron la superioridad en el desempeño del filtro propuesto para el reconocimiento de patrones comparado contra el filtro OF.

También se presentaron y se discutieron algunas simulaciones por computadora en las que se demuestra que el filtro ASDF propuesto tiene mejor capacidad de discriminación y buena tolerancia al ruido aditivo.

Agradecimientos: Este documento fue parcialmente financiado por Conacyt con número de proyecto 1020007

Referencias

1. B. V. K. Vijaya Kumar, L. Hassebrook, "Performance measures for correlation filters". *Applied Optics*, VOL 29 No.20, (1990), pp.2997-3006.
2. A. VanderLugt, "Signal detection by complex filters", *IEEE Trans. Inf. Theory*, Vol. IT-10, (1964), pp. 139-145.
3. J.L. Horner, P.D. Gianino, "Phase-only matched filtering," *Applied Optics*, vol. 23, (1984), pp. 812-816.
4. B.V.K. Vijaya-Kumar, "Tutorial survey of composite filter designs for optical correlators", *Applied Optics*, vol. 31, (1992), pp. 4773-4801.
5. L.P. Yaroslavsky, "The theory of optimal methods for localization of objects in pictures," *in progress in Optics XXXII, E. Wolf, Ed., Elsevier*, (1993), pp. 145-201.
6. J.A. González-Fraga, V. Kober and J. Álvarez-Borrego, "Adaptive synthetic discriminant function filters for pattern recognition", *Optical Engineering*, vol. 45, (2006), pp. 057005
7. Michalewicz, Z. y D. B. Fogel. 5. "Escaping Local Optima" en *How to solve it: Modern Heuristics*. (Springer Berlin, 2000) Paginas 467.